ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN SVM VÀ KNN TRONG XÂY DỰNG MÔ HÌNH PHÂN LOẠI TRÁI DỪA CÓ SÁP VÀ KHÔNG SÁP TẠI VIỆT NAM

APPLICATION OF SVM AND KNN ALGORITHMS TO BUILD A CLASSIFICATION MODEL OF MAKAPUNO COCONUTS IN VIETNAM

Nguyễn Minh Hòa, Nguyễn Thanh Tần, Dương Minh Hùng, Nghi Vĩnh Khanh

Trường Đại học Trà Vinh

hoatvu@tvu.edu.vn; thanhtantvu@tvu.edu.vn; duongminhhung1806@tvu.edu.vn; nghivinhkhanh@tvu.edu.vn

Tóm tắt - Bài báo này trình bày phương pháp và kết quả phân loại trái dừa sáp và không sáp tại tỉnh Trà Vinh, Việt Nam. Mô hình thực nghiệm được xây dựng để lấy mẫu và xử lý tín hiệu sóng âm thu được từ việc tác động cơ học vào trái dừa thông qua nhiều phương pháp tác động khác nhau: Lắc tay, gõ tay, gõ máy tương ứng với nhiều vật liệu được thử nghiệm: Đầu đá, đầu nhựa, đầu kim loại. Tín hiệu sóng âm thu về từ microphone, thông qua bộ lọc tín hiệu, được trích đặc trưng và huấn luyện với các tập dữ liệu đã được phân loại, và kết luận phân loại trái dừa sáp và không sáp. Trong đó, hai phương pháp phân loại được chọn và so sánh là KNN (k-Nearest Neighbors) và SVM (Support Vector Machine). Kết quả thực nghiệm cho thấy, tất cả phương pháp đã áp dụng đều có thể phân loại tương đối chính xác giữa trái dừa sáp và không sáp. Đặc biệt, phương pháp lấy mẫu bằng cách gõ tay sử dụng que nhựa dẻo cho kết quả có độ chính xác cao nhất, trên 90%.

Từ khóa - dừa sáp; trích đặc trưng; xử lý tín hiệu sóng âm; phương pháp KNN; phương pháp SVM.

Abstract - This paper presents the method and results of classifying gelatinous and non-gelatinous coconuts in Tra Vinh Province, Vietnam. An experimental apparatus is built to sample and process acoustic signals produced from the mechanical impact on sampled coconuts including shaking by hand, knocking by hand, knocking by the machine, and using different materials: stone, plastic, metal. Sound wave signals recorded by the microphone are filtered, extracted for features, trained with labeled data sets, and evaluated as gelatinous and non-gelatinous coconuts. Two algorithms selected and compared are the KNN method (k-Nearest Neighbor) and the SVM method (Support Vector Machine). Experimental results show that, the proposed methods are able to accurately classify between gelatinous and non-gelatinous coconuts. In particular, the method of taking samples by hand knocking with plastic rods gives the highest accurate result of more than 90%.

Key words - Makapuno coconuts; feature extracting; sound signal processing; K-Nearest neighbor method; support vector machine method.

1. Đặt vấn đề

Dừa sáp là một loại trái cây đặc sản có giá trị kinh tế rất cao của tỉnh Trà Vinh, là một loại dừa đặc ruột hay còn gọi là dừa sáp, có tên khoa học là "Makapuno" hay "Macapuno", xuất xứ từ Philippines [1]. Đánh giá, phân loại chất lượng của dừa sáp đang là nhu cầu hết sức cần thiết. Tuy nhiên, có một khó khăn hiện nay là rất khó phân biệt được dừa sáp với dừa thường vì hai loại dừa này có đặc điểm bên ngoài giống hệt nhau. Các phương pháp phân biệt hiện nay chủ yếu dựa vào các đặc điểm vật lý của trái dừa sáp [1] bao gồm:

- Dùng tay lắc trái dừa để kiểm tra âm thanh phát ra từ trái dừa. Nếu trái nào có sáp thì âm thanh "trầm hơn", còn trái nào không có sáp hoặc sáp ít thì âm thanh "bổng" hơn;

- Dựa vào khối lượng để kiểm tra. Dừa sáp chín có trọng lượng nhẹ hơn dừa thường vì nước ít hơn;

- Dựa vào hình dáng và màu sắc. Hình dáng bên ngoài của vỏ dừa nhẵn, không có gân, nếu có khía là dừa còn non, không có sáp hoặc sáp ít. Nếu vỏ dừa khô, đổi màu sậm thì dừa sáp đã già, chất lượng sáp đã bị khô xốp;

- Dựa vào độ dày của cơm dừa và độ sệt của nước dừa. Dừa sáp khi bổ ra sẽ thấy cơm dừa dày, mềm và dẻo hơn cơm dừa bình thường, nước sệt và sánh hơn nước dừa bình thường.

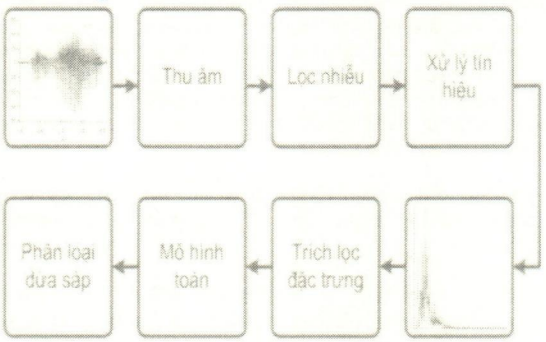
- Trong các phương pháp trên thì phương pháp lắc trái dừa để nghe âm thanh được dùng phổ biến và cho độ chính xác cao hơn. Nhìn chung các phương pháp đánh giá trên hoàn toàn phụ thuộc vào kinh nghiệm của người đánh giá (chủ yếu là nông dân). Người đánh giá càng có kinh nghiệm thì độ chính xác càng cao và ngược lại. Tuy nhiên, phương pháp này có độ chính xác không ổn định và khó tiến hành đánh giá hàng loạt tại nhiều thời điểm và địa điểm khác nhau. Vì vậy, nhu cầu thực tế hiện nay là cần có một thiết bị có thể xác định chính xác tỉ lệ sáp của dừa nhằm đảm bảo chất lượng sản phẩm dừa bán ra, đảm bảo uy tín của người bán và tạo sự yên tâm tin tưởng của người tiêu dùng.

Phương pháp đánh giá không làm tổn hại đến trái cây được gọi là phương pháp đánh giá không phá hủy (nondestructive method). Các phương pháp đánh giá không phá hủy dựa vào thiết bị đo lường đã và đang được nghiên cứu áp dụng trên nhiều loại trái cây khác nhau. Ví dụ: Phương pháp cơ; Phương pháp rung động; Phương pháp quang; Phương pháp cộng hưởng từ hạt nhân. Như vậy, ta nhận thấy có nhiều kỹ thuật đánh giá đa dạng, từ đơn giản đến phức tạp và áp dụng đối với nhiều loại trái cây khác nhau. Riêng đối với trái dừa thì rất ít các nghiên cứu có liên quan được công bố. Một số nghiên cứu công nghệ sau thu hoạch đối với trái dừa đã được công bố như nghiên cứu đánh giá độ sệt của nước dừa sử dụng sóng siêu âm [2]. Đặc biệt, hai công trình nghiên cứu về đo lường và đánh giá mức độ trưởng thành của dừa tươi đều dùng sóng âm do Gatchalian và các cộng sự [3] đã nghiên cứu mối tương quan giữa sóng âm với thời gian tăng trưởng và các đặc điểm hóa sinh của dừa tươi sau khi thu hoạch. Gatchalian đã nghiên cứu thiết kế thiết bị thu sóng âm phát ra khi gõ ngón tay và cán dao vào trái dừa tươi. Sóng âm thu được sẽ được biến đổi Fourier sang miền tần số để tìm các đặc trưng tương quan với các giai đoạn trưởng thành của dừa tươi. Tuy nhiên, Gatchalian chỉ dùng mắt thường để tìm đặc trưng so sánh, không có nghiên cứu đánh giá định lượng nên độ chính xác không cao. Trong đó, tác giả

Terdwongworakul và các cộng sự trong bài báo [4] cũng thực hiện cùng một phương pháp là dùng sóng âm để đánh giá các chỉ số tăng trưởng của dừa tươi, nhóm tác giả này đã xây dựng mô hình đánh giá định lượng dựa vào các tần số cộng hưởng của sóng âm với độ chính xác dự báo khoảng 92%.

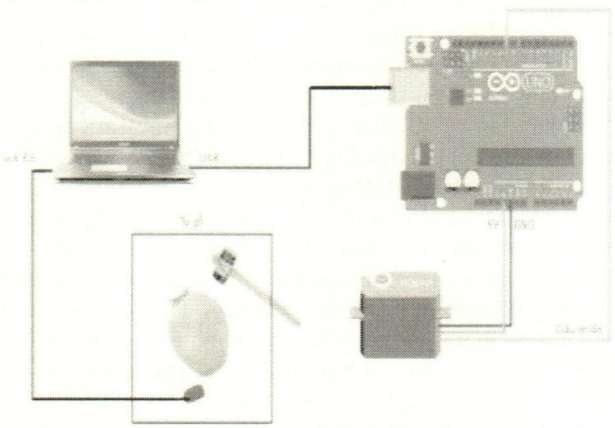
2. Lấy mẫu và xử lý tín hiệu sóng âm từ trái dừa

Sóng âm là một dạng rung động có thể lan truyền trong các môi trường chất rắn, lỏng và khí. Hiện nay, có nhiều giải thuật xử lý tín hiệu sóng âm khác nhau nhưng về cơ bản thì tín hiệu sóng âm sẽ được lọc và tiền xử lý sau khi thu âm. Sau đó, tín hiệu sóng âm sẽ được số hóa thành các tín hiệu sóng âm số. Tín hiệu sóng âm số trong miền thời gian sẽ được biến đổi sang miền tần số để trích tần số cộng hưởng đặc trưng đưa vào xây dựng mô hình hồi qui hoặc huấn luyện mạng nơron nhân tạo. Sơ đồ hệ thống xử lý tín hiệu sóng âm dùng để nhận dạng và phân loại dừa sáp được thể hiện trong Hình 1.



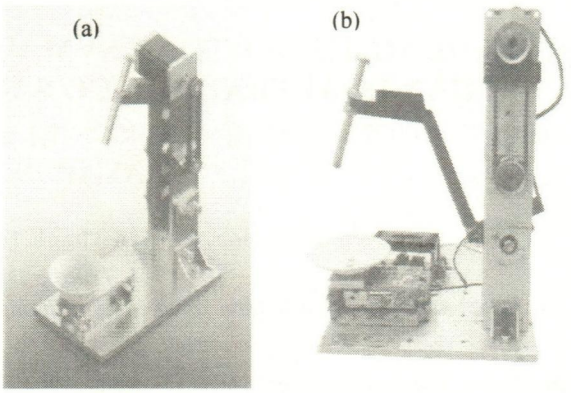
Hình 1. *Sơ đồ hệ thống xử lý tín hiệu sóng âm*

Sóng âm phát ra phải được thu lại để xử lý. Việc thu lại các sóng âm sẽ được thực hiện bằng microphone. Số lượng, cách bố trí microphone và phương pháp chống nhiễu từ môi trường sao cho thu được sóng âm tốt nhất cũng là những vấn đề cần được nghiên cứu. Việc khử nhiễu tạp âm có thể được thực hiện bằng các mạch lọc hoặc các bộ lọc số cài đặt trong bộ vi xử lý.



Hình 2. *Sơ đồ khối tổng quát về mô hình phân loại dừa sáp*

Sau khi thiết kế bản vẽ của hai cơ cấu thu - phát sóng âm và đo trọng lượng trái dừa, bước tiếp theo là tính toán bố trí các bộ phận khác của thiết bị như bộ phận xử lý tín hiệu, cảm biến, màn hình hiển thị, bộ nguồn,... Các chi tiết, bộ phận của thiết bị sẽ được phát họa và vẽ lại trên máy tính (Hình 3.a), và sau đó sẽ được gia công và lắp ráp (Hình 3.b).

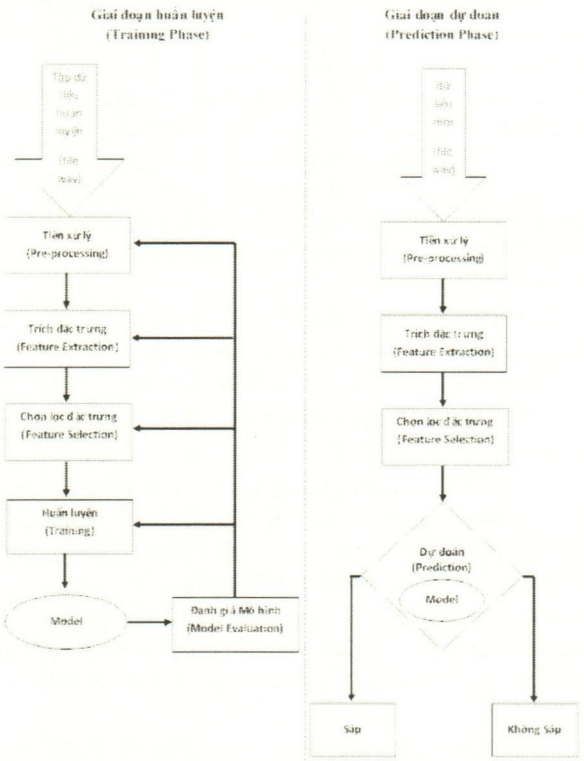


Hình 3. *Thiết kế máy gõ theo nguyên lý búa cam Leonardo da Vinci (a) và mô hình thực tế (b)*

Để thực hiện nội dung này cần các trang thiết bị sau: (1) Microphone: Các đặc tính của microphone như hướng thu, độ nhạy, dải tần, tổng trở... phải được lựa chọn phù hợp để thu được sóng âm trung thực nhất. (2) Mạch lọc nhiễu: Được tích hợp trên board, ngoài ra tín hiệu thu được cũng có thể được lọc bằng các bộ lọc mềm cài đặt trong bộ vi xử lý. (3) Máy tính có cài đặt các chương trình xử lý tín hiệu số và giao tiếp với các board mạch vi xử lý, các bộ chuyển đổi giao tiếp với cảm biến và board vi xử lý; (4) Cảm biến đo trọng lượng (load cell) và mạch giao tiếp.

3. Xây dựng mô hình phân loại dừa sáp và không sáp dùng phương pháp SVM và KNN

3.1. Các bước thực hiện phân loại dừa sáp và không sáp



Hình 4. *Các bước để phân loại dừa sáp và không sáp*

Các bước thực hiện quá trình huấn luyện và xác định trái dừa có sáp và dừa không sáp được thể hiện trong Hình 4. Trong đó, tập dataset là tập các file âm thanh đã được thu thập. Bao gồm 3 tập: Tập dùng để training (huấn

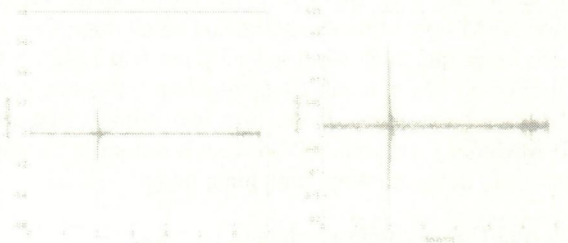
luyện); Tập dùng để validation (đánh giá); Tập dùng để test (kiểm tra). Trong quá trình thực nghiệm, do số mẫu ít nên tập training thường chiếm 80%, tập validation + test chiếm 20%. Sau khi trích xuất đặc trưng, tiến hành xếp hạng và chọn lọc được tập các đặc trưng, tiến hành huấn luyện tập dữ liệu traning. Quá trình đánh giá mô hình và quay lại việc tinh chỉnh các bước để có kết quả tốt nhất trong thực nghiệm. Cuối cùng là đưa ra kết quả phân loại trái dừa sáp hoặc không sáp. Chi tiết các bước thực hiện cụ thể được thể hiện trong Mục 3.2 đến Mục 3.5.

3.2. Xử lý tín hiệu sóng âm

Tín hiệu âm thanh thu được trước và sau xử lý (thể hiện trong Hình 5, 6). Các mẫu sau khi thu thập (dữ liệu thô *file .wav*) được xem xét, đánh giá lần đầu bằng hình ảnh trực quan, sau đó dùng thuật toán tìm đỉnh có giá trị max và trích xuất ra một hay nhiều đoạn mới [0,2s + $\text{TimePosition}_{peak}$ $\text{TimePosition}_{peak}$ + 0,4s], với điều kiện peak lớn hơn hoặc bằng threshold. Trong đó:

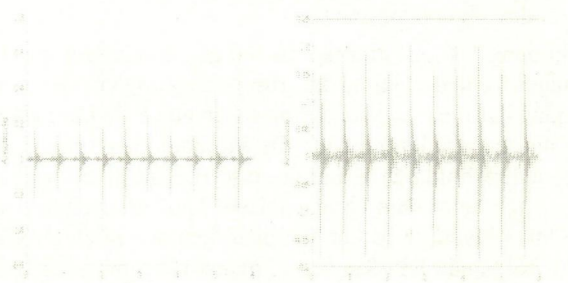
$$threshold = mean(peak) + \frac{(\text{peak}_{max} - mean(peak))}{2} \quad (1)$$

Sau đó, tạo ra tập tin âm thanh mới bằng cách nhân lên 10 lần đoạn trích xuất này. Lý do phải nhân lên nhiều lần là do tín hiệu theo miền thời gian quá ngắn nên khi trích xuất một số đặt trưng trong miền tần số sẽ cho giá trị gần về 0 và tạo ra phép chia vô nghĩa. Ngoài ra, các bộ lọc đã được dùng thử, tuy nhiên chúng đã làm méo dạng dữ liệu nên xem nhiễu là một thành phần trong mẫu và chưa thể tách bỏ.



(Dừa không sáp) *(Dừa sáp)*

Hình 5. *Tín hiệu âm thanh thu được dùng máy gõ bằng đầu búa đá trước khi xử lý*



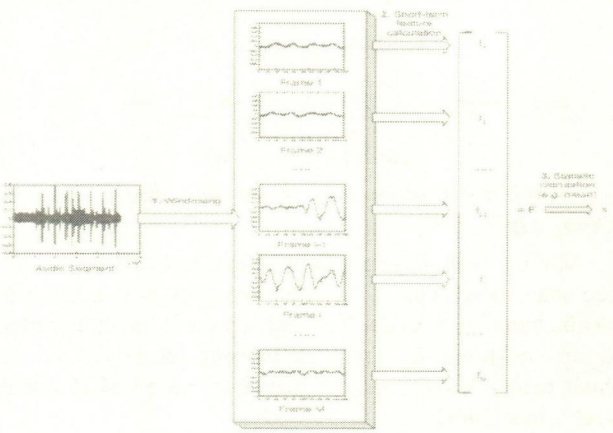
(Dừa không sáp) *(Dừa sáp)*

Hình 6. *Tín hiệu âm thanh thu được dùng máy gõ bằng đầu búa đá sau khi xử lý*

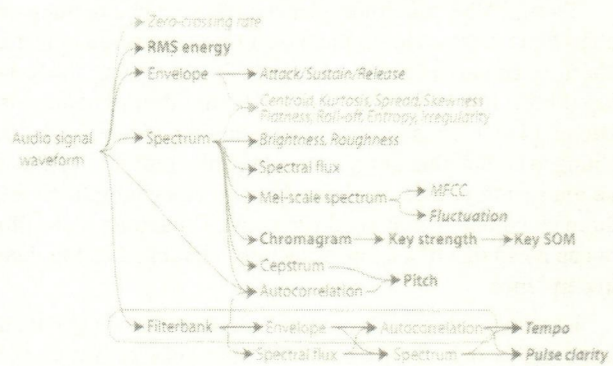
3.3. Trích đặc trưng âm thanh

Trong nội dung bài viết này, sau khi thu và xử lý tín hiệu âm thanh nhóm tác giả đã chia các file âm thanh này thành các phân đoạn mid-term (cửa sổ) và sau đó trong mỗi phân đoạn sẽ được phân chia thành các cửa sổ nhỏ hơn (giai đoạn xử lý short-term). Cụ thể, các chuỗi đặc trưng đã được trích xuất từ một phân khúc mid-term được sử dụng để tính toán thống kê các đặc trưng. Cuối cùng, mỗi phân khúc mid-term được thể hiện bằng một tập số liệu thống kê tương ứng với các chuỗi đặc trưng short-term tương ứng. Trong quá trình xử lý mid-term, giả định rằng các phân khúc mid-term thể hiện hành vi đồng nhất đối với loại âm thanh và tiến hành trích xuất số liệu thống kê trên cơ sở phân khúc đó. Các thống kê được trích xuất sau đó có thể được nhóm lại để tạo thành một vectơ đặc tính duy nhất. Mục tiêu là xử lý tín hiệu đầu vào âm thanh thành các cửa sổ short-term và tính toán 24 đặc trưng âm thanh trên mỗi cửa sổ [5]. Hình 7 trình bày quá trình trích xuất số liệu thống kê mid-term của các đặc trưng âm thanh.

Ngoài ra, còn những đặc trưng khác sẽ được trích xuất trong quá trình tính toán như: Irregularity, bright, skew, kurtosis, flat, zerocross, tempo,... Tuy nhiên, trong phạm vi bài viết này nhóm tác giả sử dụng bộ công cụ MIRToolbox để trích xuất các đặc trưng phù hợp với đối tượng nghiên cứu [5], [6], thể hiện trong Hình 8. Sau đó tiến hành lựa chọn các đặc trưng trích xuất phù hợp (tham khảo Mục 3.4) để tiến hành thực nghiệm.



Hình 7. *Trích đặc trưng phân đoạn trung [5]*



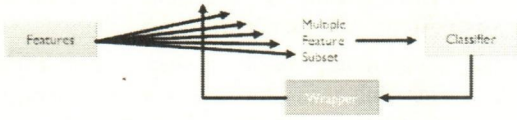
Hình 8. *Các đặc trưng âm thanh có thể được trích xuất từ MIRToolbox [6]*

3.4. Phương pháp chọn lọc đặc trưng

Chọn lựa đặc trưng đã trở thành một lĩnh vực nghiên cứu tích cực cho nhiều thập niên qua, và đã được chứng minh trong cả lý thuyết và thực hành. Mục tiêu chính của lựa chọn đặc trưng là chọn tập hợp con các tính năng có kích thước tối thiểu miễn là chọn đủ số lượng đặc trưng

nhưng vẫn đảm bảo tính chính xác. Ngược lại với các phương pháp giảm kích thước khác như dựa trên phép chiếu hoặc nén thông tin, lựa chọn đặc trưng bảo tồn ngữ nghĩa gốc của các biến [7].

Các kỹ thuật lựa chọn đặc trưng có thể được phân chia thành ba lớp: Wrapper, Embedded và Filter (Hình 9, 10, 11). Hầu hết các phương thức này có thể thực hiện hai thao tác: Xếp hạng và lựa chọn tập hợp con. Trong một số trường hợp, hai hoạt động này là thực hiện tuần tự (xếp hạng và lựa chọn); Trong các trường hợp khác, chỉ việc lựa chọn được thực hiện. Nói chung, lựa chọn tập hợp con luôn được giám sát, trong khi trong trường hợp xếp hạng, các phương thức có thể được giám sát hoặc không [8].



Hình 9. *Lớp bao gói [8]*

Hình 10. *Lớp nhúng [8]*

Hình 11. *Lớp lọc [8]*

3.5. Thuật toán phân loại (phân biệt dừa có sáp và không sáp)

Một bài toán được gọi là phân loại (classification) nếu các nhãn (label) của dữ liệu đầu vào được chia thành một số hữu hạn nhóm. Ví dụ: Xác định xem một trái dừa có phải là sáp hay không sáp. Trong bài báo này, tác giả đã sử dụng thuật toán KNN (K-nearest neighbor) và SVM (Support vector machines).

- *Thuật toán SVM (Support Vector Machines)*

Trong SVM, một hyperplance (mặt siêu phẳng dùng để phân loại) được chọn để phân tách tốt nhất các điểm trong không gian các biến đầu vào theo lớp của chúng, hoặc là lớp 0 hoặc lớp 1. Một hyperplane là một đường phân chia không gian biến đầu vào. Trong không gian hai chiều, chúng ta có thể hình dung hyperplane như một đường thẳng và giả sử rằng tất cả các biến đầu vào của chúng ta có thể được tách hoàn toàn bằng đường này. Thuật toán SVM tìm ra các hệ số dẫn đến sự phân tách tốt nhất của các lớp theo hyperplance.

Khoảng cách giữa hyperplane và điểm dữ liệu gần nhất được gọi là biên. Hyperplane tốt nhất hoặc tối ưu có thể tách riêng hai lớp là dòng có biên lớn nhất. Chỉ những điểm này có liên quan đến việc xác định hyperplane và trong việc xây dựng các điểm phân loại. Những điểm này được gọi là các vector hỗ trợ. Chúng hỗ trợ hoặc xác định hyperplane. Trong thực tế, một thuật toán tối ưu được sử dụng để tìm các giá trị cho các hệ số tối đa hóa biên. SVM có thể coi là một trong những phương pháp phân loại hàng đầu mạnh mẽ nhất và đáng thử trên tập dữ liệu của nghiên cứu này.

- *Thuật toán KNN (K-nearest neighbor)*

K-nearest neighbor là một trong những thuật toán supervised-learning đơn giản nhất (mà hiệu quả trong một vài trường hợp) của Machine Learning. Khi huấn luyện, thuật toán này không học một điều gì từ dữ liệu training (đây cũng là lý do thuật toán này được xếp vào loại lazy learning), mọi tính toán được thực hiện khi nó cần dự đoán kết quả của dữ liệu mới. K-nearest neighbor có thể áp dụng được vào cả hai loại của bài toán Supervised learning là Classification và Regression. KNN còn được gọi là một thuật toán Instance-based hay Memory-based learning.

Với KNN, trong bài toán classification (phân loại), label (nhãn) của một điểm dữ liệu mới được suy ra trực tiếp từ K điểm dữ liệu gần nhất trong training set (tập huấn luyện). Label của một test data (tập dữ liệu để kiểm tra) có thể được quyết định bằng major voting (bầu chọn theo số phiếu) giữa các điểm gần nhất, hoặc nó có thể được suy ra bằng cách đánh trọng số khác nhau cho mỗi label trong các điểm gần nhất đó rồi suy ra label. Ta thấy rằng, KNN là một thuật toán rất đơn giản và hiệu quả. Tuy nhiên, chúng ta cần cập nhật và tổ chức các bài tập huấn luyện với số lượng mẫu lớn hơn để các dự đoán chính xác hơn.

3.6. Đánh giá bộ phân loại

Sau khi huấn luyện mô hình, phần quan trọng nhất là đánh giá bộ phân loại để xác minh khả năng ứng dụng của nó. Nhóm tác giả đã áp dụng các phương pháp đánh giá: Cross-validation sử dụng cho cả hai thuật toán KNN và SVM. Đối với KNN các hệ số được sử dụng là K =1, 3, 5 (tham khảo Hình 13). Đối với SVM, nhóm tác giả đã sử dụng bộ SVM tuyến tính (SVM linear) và áp dụng Cross-validate trong quá trình đánh giá bộ phân loại bằng cách chia mỗi bộ dữ liệu ra thành 10 tập nhỏ hơn (10-fold cross-validation) bằng các lệnh hỗ trợ trong Matlab: CVSVMModel = crossval (SVMModel) sau khi trích đặc trưng và xây dựng được mô hình huấn luyện.

4. Kết quả thực nghiệm và thảo luận

Để tổng quát hóa và có cơ sở so sánh kết quả, nhóm tác giả thực hiện việc thu thập mẫu âm thanh cho 5 nhóm: Gõ bằng máy với đầu búa bằng đá; Gõ bằng máy với đầu búa bằng nhựa; Gõ bằng máy với đầu búa bằng sắt; Gõ bằng tay với đầu nhựa dẻo; Lắc tay.

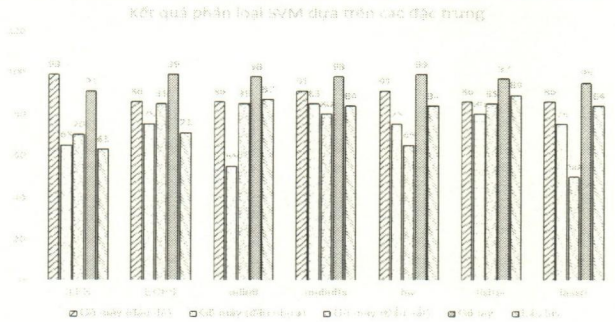
Sử dụng 100 quả dừa sáp và 100 quả dừa không sáp để lấy mẫu, số chiều của từng đặc trưng tương ứng với các cách lấy mẫu khác nhau là do quá trình số lần gõ và lắc khác nhau cũng như quá trình trích đoạn file âm thanh dựa trên giá trị peak và threshold nên sẽ thu được số file âm thanh sau xử lý là khác nhau. Nhìn chung đối với hầu hết các phương pháp huấn luyện để có kết quả phân loại đầu ra chính xác thì đòi hỏi tập dữ liệu đầu vào-ra phải đủ lớn mới phản ánh được hết các đặc tính của đối tượng. Tuy nhiên, vì vấn đề kinh phí khá đắc cho một trái dừa sáp (giá cao gấp 30 ÷ 40 lần dừa thường) [1], bên cạnh đó hầu như chưa có bất kỳ một công trình nghiên cứu nào trước đây về phân loại dừa sáp và để dễ dàng trong đánh giá nên chúng tôi đã thực hiện lấy số lượng tập mẫu như trên cho quá trình nghiên cứu.

Trong nội dung nghiên cứu của bài báo, đã sử dụng các phương pháp thuộc lớp có giám sát cho bài toán phân loại

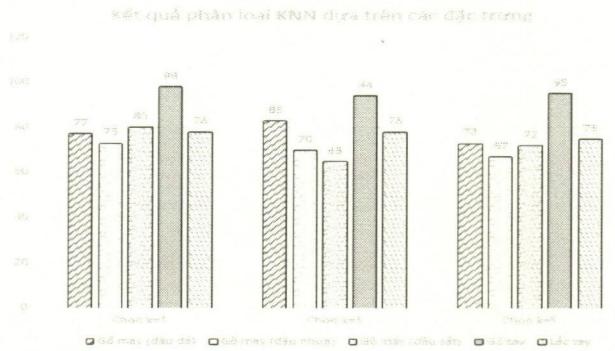
đã được đánh nhãn trong tập dữ liệu huấn luyện. (sử dụng bộ thư viện FSLib 2018 v6.2.2018.1 của Giorgio). Thuật toán chọn lọc các đặc trưng sẽ cho ra thứ hạng của từng loại, mỗi đặc trưng sẽ có 1 thứ hạng khác nhau – giá trị càng lớn thì sự đóng góp càng có giá trị. Các đặc trưng đều là giá trị đơn, trừ đặc trưng mfcc có 13 vector cho nên sẽ chia nhỏ đặc trưng mfcc thành 13 đặc trưng con tên theo thứ tự là mfcc1 đến mfcc13, như vậy chúng ta sẽ có tổng cộng 24 đặc trưng. Vì thế, các phương pháp chọn lọc đặc trưng bằng FSLib (Bảng 1) được áp dụng trong bài viết là: ILFS; ECFS; relieff; mutinffs; fsv; fisher; lasso (kết quả độ chính xác thể hiện trong Hình 12, 13).

Bảng 1. *Danh sách các phương pháp chọn lựa đặc trưng được áp dụng*

STT	Phương pháp	Các lớp	Thuộc tính lớp
1	ECFS	*Filter*	*supervised*
2	Fisher	*Filter*	*supervised*
3	FSV	*Embedded*	*supervised*
4	ILFS	*Filter*	*supervised*
5	LASSO	*Embedded*	*supervised*
6	Relief-F	*Filter*	*supervised*
7	Mutinffs	*Filter*	*supervised*

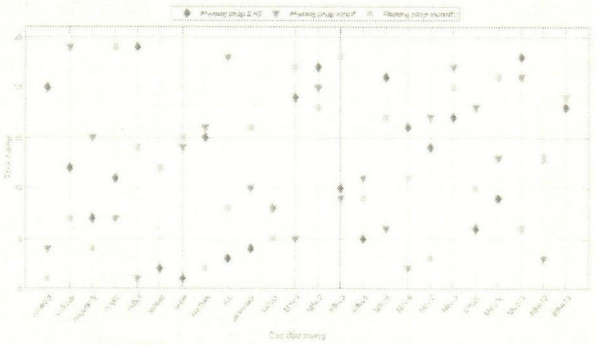


Hình 12. *Độ chính xác dựa trên tất cả các đặc trưng được trích xuất sử dụng phương pháp SVM*

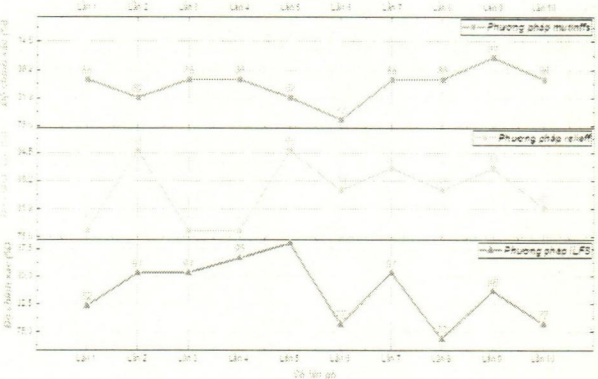


Hình 13. *Độ chính xác dựa trên tất cả các đặc trưng được trích xuất sử dụng phương pháp KNN*

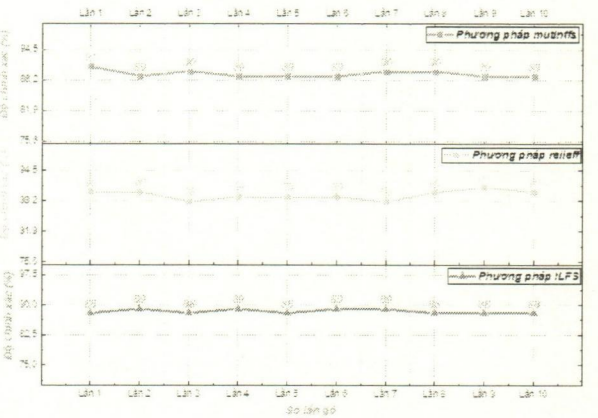
Đối với phương pháp lấy mẫu bằng cách gõ bằng tay cho kết quả có độ chính xác cao nhất, trên 90% và có thể đạt được gần 100%. Phương pháp lắc tay cho kết quả cao nhưng không ổn định do quá trình lắc thì vị trí thu âm không cố định cũng như lực lắc không ổn định. Phương pháp gõ bằng máy với đầu búa bằng đá cho kết quả cao nhưng kết quả dao động qua nhiều cách phân loại. Do đó, nhóm tác giả quyết định loại bỏ đầu búa sắt và nhựa và chọn đầu búa bằng đá để lấy mẫu. Chúng ta sẽ có tổng cộng 24 đặc trưng âm thanh và tiến hành chọn lọc lại các đặc trưng có thứ hạng lớn hơn 10 nhưng giữ lại đủ bộ 13 vector của đặc trưng mfcc từ bảng kết quả sử dụng các phương pháp chọn đặc trưng (Bảng 1) và lặp lại quá trình phân loại. Cuối cùng, chọn 3 phương pháp chọn lọc đặc trưng được cho là có đóng góp nhiều nhất vào việc phân loại đối tượng là: Phương pháp ILFS, Phương pháp relieff, Phương pháp mutinffs, tham khảo Hình 14.



Hình 14. *Kết quả xếp hạng dựa trên tập con các đặc trưng được trích xuất*



Hình 15. *Độ chính xác gõ bằng máy với đầu búa bằng đá dùng SVM sau khi chọn lọc đặc trưng*



Hình 16. *Độ chính xác gõ bằng máy với đầu búa bằng đá dùng KNN sau khi chọn lọc đặc trưng*

Dựa vào các số liệu kết quả phân loại dựa trên một đặc trưng riêng lẻ kết hợp với các phương pháp chọn đặc trưng và lặp lại quá trình phân loại, nhóm tác giả thu được một số kết quả rất khả quan, cải tiến được thời gian thực thi do giảm chiều của các vector cũng như độ chính xác đạt yêu cầu. Khi áp dụng các phương pháp chọn lọc đặc tính trên các mô hình KNN và SVM (Hình 15, 16), ta thấy rằng tất

cả phương pháp đã áp dụng đều cho kết quả phân loại rất tốt. Trong đó, phương pháp SVM cho kết quả cao hơn (trong vài trường hợp) nhưng không ổn định, còn phương pháp KNN phân loại có độ chính xác trung bình khoảng 90% và ổn định hơn phương pháp SVM. Ngoài ra, phương pháp chọn đặc trưng mutinffs có độ ổn định cao hơn các phương pháp còn lại. Kết quả thực nghiệm này đã được so sánh đối chiếu với kinh nghiệm của người nông dân trong việc phân loại trái dừa sáp. Cụ thể: Tỉ lệ phân loại chính xác dựa theo kinh nghiệm nông dân sẽ đạt tầm 85% đến 90% tùy mức độ am hiểu, kinh nghiệm của mỗi cá nhân. Từ đó, cho thấy mô hình đã chọn cho kết quả rất khả quan và chính xác hơn phương pháp thủ công truyền thống.

5. Kết luận

Bài báo đã trình bày tổng quát các bước thiết kế và thực hiện phân loại đối tượng là trái dừa sáp và không sáp dựa vào đặc tính âm thanh thu được bằng cách tác động cơ học vào trái dừa. Dữ liệu âm thanh sau khi xử lý và huấn luyện, kết hợp với việc áp dụng các phương pháp trích lọc đặc trưng và giải thuật phân loại khác nhau đã phân biệt được dừa sáp hoặc không sáp. Mô hình thực nghiệm và phân loại đã chứng minh rằng các phương pháp được chọn hoàn toàn có thể được áp dụng với tỉ lệ chính xác khá cao, trong đó giải thuật KNN cho kết quả phân loại có độ ổn định hơn giải thuật SVM. Tuy nhiên, nghiên cứu chưa thực hiện so sánh hiệu quả giữa các vật liệu gõ khác nhau, cũng như phân tích và xác định yếu tố đặc trưng nào là có giá trị đáng tin cậy nhất trong rất nhiều đặc tính âm thanh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Phạm Thị Tố Thy, Nguyễn Đình Chiểu. www.duasapdacsan.com. [Online]. http://www.duasapdacsan.com/2016/06/ac-iem-va-gia-tri-cua-dua-sap-cau-ke.html

[2] Didier Laux, Olivier Gibert, Jean-Yves Ferrandis, Marc Valente, and Alexia Prades, "Ultrasonic evaluation of coconut water shear viscosity", *Journal of Food Engineering*, vol. 126, pp. 62-64, April 2014.

[3] Miflora M. Gatchalian and Sonia Y. De Leon, "Measurement of young coconut (Cocos nucijkra, L.) maturity by sound waves", *Journal of Food Engineering*, vol. 23, pp. 253-276, 1994.

[4] Anupun Terdwongworakul, Songtham Chaiyapong, Bundit Jarimopas, and Weerakul Meeklangsaen, "Physical properties of fresh young Thai coconut for maturity sorting", *Biosystems Engineering*, vol. 103, no. 2, pp. 208-216, June 2009.

[5] T. Giannakopoulos, A. Pikrakis, "Introduction to audio analysis: a matlab approach", First edition, Elsevier Ltd, 2014, pp 66-111.

[6] Lartillot, Olivier, and Petri Toiviainen. "A Matlab toolbox for musical feature extraction from audio", *International conference on digital audio effects*, 2007.

[7] Dash, M., Liu, H. "Feature Selection for Classification", *Intelligent Data Analysis*, I, pp. 131-156, 1997.

[8] Roffo, Giorgio. "Feature selection library (Matlab toolbox)" arXiv preprint arXiv: 1607.01327 (2016).

(BBT nhận bài: 17/6/2020, hoàn tất thủ tục phản biện: 18/12/2020)